

OPTIMASI PORTOFOLIO MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Rima Marina Yusiana

Jurusan Teknik Informatika, Universitas Gunadarma, Depok

Email: rima.marina@yahoo.com

Abstraksi

Dalam penulisan ini data yang digunakan adalah 34 saham aktif periode mingguan mulai dari tahun 1999 - 2006. Penulisan ini bertujuan untuk memprediksi saham dengan menggunakan jaringan saraf tiruan agar mendapatkan hasil yang optimal sehingga dari hasil tersebut dapat dilakukan optimasi untuk membentuk portofolio.

Ada dua tahapan yang dilakukan dalam pembuatan aplikasi ini yaitu tahapan prediksi dan tahapan optimasi. Tahapan prediksi menggunakan salah satu algoritma yang ada dalam jaringan saraf tiruan yaitu algoritma backpropagation. Pada algoritma ini jaringan diberikan sepasang pola - pola yang terdiri atas pola masukan dan pola yang diinginkan. Ketika suatu pola diberikan kepada jaringan, bobot - bobot diubah untuk memperkecil perbedaan pola keluaran dan pola yang diinginkan. Latihan ini dilakukan berulang - ulang sehingga semua pola yang dikeluarkan jaringan dapat memenuhi pola yang diinginkan. Tahapan selanjutnya yaitu tahapan optimasi. Tahapan ini dimulai dengan memilih 5 saham terbaik kemudian menentukan proporsi dana yang dimiliki oleh saham tersebut sehingga dapat menghasilkan return yang maksimal dari pembentukan portofolio tersebut.

Setelah dilakukan ujicoba dengan menggunakan MATLAB 7.0, dari 34 saham yang diuji 33 saham sesuai dengan target yang diberikan yaitu 32 saham dengan kategori baik dan 1 saham termasuk kategori tidak baik dan 1 saham lagi tidak sesuai dengan target. Ini disebabkan karena jaringan memerlukan data yang lebih banyak lagi untuk mengenali pola yang diberikan. Karena semakin banyak data yang dilatihkan, jaringan akan semakin baik mengenali pola - pola tertentu sehingga hasil prediksinya lebih akurat. Sehingga saham - saham tersebut layak untuk diikutsertakan dalam tahap optimasi.

Kata kunci : *Prediksi Saham, Jaringan Saraf Tiruan, Backpropagation.*

1. Pendahuluan

Pasar modal memungkinkan para investor mempunyai berbagai pilihan investasi yang sesuai dengan preferensi risiko mereka. Seandainya tidak ada pasar modal, maka para investor mungkin hanya bisa menginvestasikan modal mereka dalam sistem perbankan. Dengan adanya pasar modal, para investor memungkinkan untuk melakukan diversifikasi investasi membentuk portofolio (gabungan dari berbagai investasi) sesuai dengan resiko yang mereka tanggung dan tingkat keuntungan yang mereka harapkan.

Hampir semua investasi mengandung unsur ketidakpastian atau risiko. Para investor tidak tahu dengan pasti hasil yang akan diperoleh dari investasi yang dilakukannya. Yang bisa mereka lakukan adalah memperkirakan berapa keuntungan yang diharapkan dari investasinya dan seberapa jauh kemungkinan hasil sebenarnya nanti akan menyimpang dari hasil yang diharapkan.

Oleh karena itu perlu adanya alat yang dapat membantu para investor dalam mengambil keputusan untuk melakukan investasi terhadap modal yang dimilikinya. Dimana alat tersebut dapat melakukan prediksi harga saham dimasa yang akan datang sehingga dari hasil prediksi tersebut dapat dilakukan optimasi untuk mengetahui tingkat keuntungan dan risiko dari suatu saham. Dengan demikian para investor dapat melakukan pemilihan saham secara logis.

Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu alat yang dapat membantu para investor tersebut. Sebagai bagian dari teknologi kecerdasan buatan, jaringan saraf tiruan telah banyak terlibat sebagai tool yang handal untuk berbagai disiplin ilmu, seperti kedokteran, teknik, ekonomi, dan manajemen yang biasanya menggunakan statistik sebagai alat komputasinya sehingga komputasi cerdas ini dirasakan semakin diperlukan kehadirannya. Apalagi sejak diperkenalkannya hingga saat ini hampir tidak ada satupun bidang ilmu yang tidak mencoba menggunakan metode ini, terutama yang menyangkut prediksi, identifikasi, deteksi dan klasifikasi. Pemodelan menggunakan komputasi cerdas ini sangat menguntungkan untuk sistem – sistem tak linear yang cukup rumit.[10]

Untuk memprediksi harga saham diperlukan suatu pendekatan yang dapat dijadikan masukan untuk metode yang digunakan. Pendekatan yang pertama adalah analisis fundamental dimana hasil prediksi di masa datang dipengaruhi oleh faktor – faktor luar seperti prospek perusahaan, kondisi perekonomian dan pemerintahan. Selain analisis fundamental, ada juga pendekatan yang lain yaitu analisis teknikal yang hanya menggunakan harga saham di masa lalu sebagai upaya untuk memperkirakan harga saham di masa yang akan datang.

2. Tahapan prediksi dengan menggunakan Algoritma Backpropagation

Tahap prediksi pada aplikasi ini menggunakan algoritma backpropagation. Algoritma ini merupakan salah satu metode yang ada dalam jaringan saraf tiruan. Metode ini merupakan metode yang banyak digunakan terutama dalam menangani masalah pengenalan pola – pola kompleks karena metode ini mampu meramalkan apa yang terjadi dimasa yang akan datang berdasarkan pola yang ada di masa lampau. Ini dapat dilakukan karena metode ini mampu mengingat dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya.

Algoritma backpropagation membutuhkan suatu pendekatan untuk memberikan pola input dalam proses prediksi ini. Pendekatan tersebut adalah analisis teknikal yang memberikan pola input berupa harga penutupan dari 34 saham yang digunakan. Data dibagi menjadi dua yaitu data training dan data testing. Sebelum data dijadikan masukan ke algoritma backpropagation, data harus dinormalisasikan terlebih dahulu untuk merubah data saham yang masih bersifat diskrit menjadi kontinyu antara 0 sampai 1.

Langkah pertama adalah melakukan tahap training dengan algoritma backpropagation. Algoritma backpropagation terdiri atas dua langkah yaitu perambatan maju dan perambatan mundur. Langkah perambatan maju dan perambatan mundur ini dilakukan pada jaringan untuk setiap pola yang diberikan selama jaringan mengalami pelatihan.

Perambatan maju dimulai dengan memberikan pola masukan ke lapisan masukan. Pola masukan ini merupakan nilai aktivasi unit – unit masukan. Dengan melakukan perambatan maju dihitung nilai aktivasi pada unit – unit di lapisan berikutnya. Pada setiap lapisan, tiap unit pengolah melakukan penjumlahan berbobot dan menerapkan fungsi sigmoid untuk menghitung keluarannya.

Fungsi sigmoid yang lazim digunakan karena dianggap lebih mendekati kinerja sinyal pada otak manusia[10]. Fungsi ini juga memiliki range 0 - 1, oleh karena itu fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 - 1. Namun fungsi ini bisa juga digunakan untuk jaringan saraf yang nilai outputnya 0 atau 1 seperti output pada aplikasi prediksi ini.

Yang dilakukan pada langkah perambatan mundur adalah menghitung galat dan mengubah bobot – bobot pada semua interkoneksinya. Disini galat dihitung pada semua unit pengolah dan bobotpun diubah pada semua sambungan. Perhitungan dimulai dari lapisan keluaran dan mundur sampai lapisan masukan. Hasil keluaran dari perambatan maju

dibandingkan hasil keluaran yang diinginkan. Berdasarkan perbedaan ini kemudian dihitung galat untuk tiap – tiap lapisan pada jaringan. Pertama – tama dihitung galat untuk lapisan keluaran, kemudian bobot – bobot setiap sambungan yang menuju ke lapisan keluaran disesuaikan. Setelah itu dihitung harga galat pada lapisan tersembunyi dan dihitung perubahan bobot yang menuju ke lapisan tersembunyi. Demikian proses dilakukan mundur sampai ke lapisan masukan secara iteratif. Pada umumnya jaringan saraf dengan tiga lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran sudah mampu memberikan tingkat ketelitian yang cukup memadai. Memperbanyak lapisan tersembunyi diharapkan mampu meningkatkan ketelitian[9]. Jaringan dengan menggunakan banyak lapisan tersembunyi dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada lapisan dengan menggunakan lapisan tunggal[5].

Setelah didapatkan konfigurasi parameter yang paling baik dengan pembelajaran algoritma backpropagation maka parameter tersebut digunakan untuk tahap testing yang dilakukan dengan data testing yang belum pernah di training sebelumnya. Tidak seperti training, pada tahap testing ini data hanya akan melakukan perambatan maju saja untuk mencari nilai keluarannya. Dibawah ini adalah algoritma backpropagation yang digunakan untuk aplikasi prediksi ini :

$i, i=1..n$) menerima vektor masukan X_i dan mengirimkan vektor ini ke seluruh unit pada lapis diatasnya (*hidden layer*).

$j, j=1..p$) menjumlahkan bobot dari vektor masukan:

$$z_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad \text{Hitung keluaran fungsi aktivasi: } z_j = f(z_{in_j})$$

$k, k=1..m$) menjumlahkan vektor masukan:.

$$y_k = w_{0k} + \sum_{i=1}^n z_i w_{ik} \quad \text{Hitung keluaran fungsi aktivasi: } y_k = f(y_{in_k})$$

$k, k=1..m$) menerima vektor hasil yang diinginkan (t_k) untuk data masukan tersebut, hitung *error*-nya : $\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$

Hitung nilai koreksi bobotnya dengan α sebagai *learning ratenya*: $\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k x_j$

Hitung nilai koreksi *bias*nya: $\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$
ke unit pada *lapis* dibawahnya.

$j, j=1..p$) menjumlahkan delta masukannya (dari unit-unit pada lapis diatasnya):

$$\delta_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

$j = \delta_{in_j} f'(x_{in_j})$ Hitung nilai koreksi bobotnya: $\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$

Hitung nilai koreksi *bias*nya: $\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$

$k, k=1..m$) memperbaharui *bias* dan bobotnya dengan μ sebagai momentum : $\Delta w_{jk}(t+1) = \alpha \delta_k z_j + \mu \Delta w_{jk}(t)$

$j, j=1..p$) memperbaharui *bias* dan bobotnya dengan μ sebagai momentum : $\Delta v_{ij}(t+1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{ij}(t)$

Dengan :

$x_1 \dots x_n$: Masukan

$y_1 \dots y_n$: Keluaran

$z_1 \dots z_n$: Nilai lapisan tersembunyi

v_{ij} : Bobot antara lapisan masukan dan lapisan tersembunyi

w_{jk} : Bobot antara lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran

δ : Galat informasi

α : Konstanta belajar / *learning rate*

μ : Momentum

3. Tahapan Optimasi

Pada tahap prediksi dengan menggunakan algoritma backpropagation telah didapatkan saham yang memiliki kategori baik. Pada tahap ini saham – saham tersebut akan dipilih untuk mendapatkan 5 saham yang akan dijadikan sasaran untuk para investor dalam melakukan diversifikasi investasi membentuk portofolio dengan tujuan untuk mendapatkan keuntungan yang paling maksimal.

Langkah pertama yang harus dilakukan adalah memilih 5 saham yang paling baik dilihat dari segi *return* (keuntungan) dan risiko dari masing – masing saham tersebut. Tingkat pengembalian yang diharapkan atau yang biasa disebut *return* secara sederhana adalah rata – rata tertimbang dari berbagai pengembalian historis[3]. Berikut adalah perhitungan untuk mencari nilai return dari saham individual :

$$\begin{aligned} R_t &= \ln \left(\frac{P_{t+1}}{P_t} \right) \\ E(R_t) &= \frac{\sum_{i=1}^N R_t}{N} \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (3.1)$$

Dengan :

R_t : Return periode mingguan

P_t : Return periode minggu ke - t

$E(R_t)$: Return saham individual

N : Banyaknya data dalam suatu saham

Sedangkan risiko adalah besarnya penyimpangan antara tingkat pengembalian yang diharapkan (*return*) dengan tingkat pengembalian actual. Semakin besar penyimpangannya berarti semakin besar tingkat risikonya. Persamaan (3.2) berikut ini adalah perhitungan untuk mencari risiko saham individual :

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N \{R_t - E(R_i)\}^2}{N}} \quad \text{..... (3.2)}$$

Dengan :

- σ_i : Risiko saham individual
 R_t : Return periode mingguan
 $E(R_i)$: Return saham individual
 N : Banyaknya data dalam suatu saham

Untuk menentukan proporsi dana yang efisien untuk diinvestasikan pada masing – masing saham terpilih tersebut digunakan pendekatan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} E(R_1) - Rf &= Z_1 (\sigma_1)^2 + Z_2 \rho_{(1,2)} (\sigma_1)(\sigma_2) + Z_3 \rho_{(1,3)} (\sigma_1)(\sigma_3) + Z_4 \rho_{(1,4)} (\sigma_1)(\sigma_4) \\ &\quad + Z_5 \rho_{(1,5)} (\sigma_1)(\sigma_5) \\ E(R_2) - Rf &= Z_2 (\sigma_2)^2 + Z_1 \rho_{(1,2)} (\sigma_1)(\sigma_2) + Z_3 \rho_{(2,3)} (\sigma_2)(\sigma_3) + Z_4 \rho_{(2,4)} (\sigma_2)(\sigma_4) \\ &\quad + Z_5 \rho_{(2,5)} (\sigma_2)(\sigma_5) \\ E(R_3) - Rf &= Z_3 (\sigma_3)^2 + Z_1 \rho_{(1,3)} (\sigma_1)(\sigma_3) + Z_2 \rho_{(2,3)} (\sigma_2)(\sigma_3) + Z_4 \rho_{(3,4)} (\sigma_3)(\sigma_4) \\ &\quad + Z_5 \rho_{(3,5)} (\sigma_3)(\sigma_5) \\ E(R_4) - Rf &= Z_4 (\sigma_4)^2 + Z_1 \rho_{(1,4)} (\sigma_1)(\sigma_4) + Z_2 \rho_{(2,4)} (\sigma_2)(\sigma_4) + Z_3 \rho_{(3,4)} (\sigma_3)(\sigma_4) \\ &\quad + Z_5 \rho_{(4,5)} (\sigma_4)(\sigma_5) \\ E(R_5) - Rf &= Z_5 (\sigma_5)^2 + Z_1 \rho_{(1,5)} (\sigma_1)(\sigma_5) + Z_2 \rho_{(2,5)} (\sigma_2)(\sigma_5) + Z_3 \rho_{(3,5)} (\sigma_3)(\sigma_5) \\ &\quad + Z_4 \rho_{(4,5)} (\sigma_4)(\sigma_5) \end{aligned}$$

..... (3.3)

Dengan :

- $E(R_i)$: Return saham individual
 Rf : Tingkat bebas risiko
 $\rho_{(i,j)} (\sigma_i)(\sigma_j)$: kovarians saham i dengan saham j

Dari persamaan diatas didapatkan nilai dari variabel Z_k ($k = 1..5$), sehingga dapat dihitung proporsi dana dengan Z_i adalah jumlah dari Z_k dan X_k adalah proporsi dana untuk masing – masing saham terpilih. Dana yang diterima masing – masing saham adalah dengan mengalikan proporsi dana yang dimiliki saham tersebut dengan modal investor yang ingin diinvestasikan.

$$X_k = \frac{Z_k}{\sum_{i=1}^n Z_i} \quad \text{..... (3.4)}$$

Dengan :

X_k : Proporsi dana

Z_k : Hasil dari persamaan (3.3)

Z_i : Jumlah dari Z_k

Setelah proporsi dana untuk masing – masing saham diketahui dan modal yang dimiliki untuk berinvestasipun sudah disebarkan, maka langkah yang akan dilakukan selanjutnya adalah menghitung keuntungan dan risiko yang diterima oleh investor dari portofolio yang telah dibentuk. Pengembalian yang diharapkan (*return*) dari portofolio secara sederhana adalah rata – rata tertimbang dari tingkat pengembalian yang diharapkan dari masing – masing saham dengan faktor penimbangannya adalah proporsi dana yang diinvestasikan pada masing – masing saham. Sedangkan risiko portofolio dipengaruhi oleh risiko masing – masing saham, proporsi dana yang diinvestasikan pada masing – masing saham, kovarians antarsaham dalam portofolio dan jumlah saham yang membentuk portofolio. Persamaan (3.5) adalah perhitungan untuk menghitung keuntungan yang diterima dan persamaan (3.6) adalah perhitungan untuk mendapatkan risiko yang ditanggung oleh para investor yang telah membentuk portofolio adalah sebagai berikut :

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n E(R_i) (X_k) \quad \text{..... (3.5)}$$

$$\sigma_p = \sqrt{(X_i)^2 (\sigma_i)^2 + (X_j)^2 (\sigma_j)^2 + 2(X_i)(X_j)\rho_{(i,j)} (\sigma_i)(\sigma_j)} \quad \text{..... (3.6)}$$

Dengan :

$E(R_p)$: Return portofolio
R_i	: Return saham individual
X_k	: Proporsi dana
σ_p	: Risiko portofolio
X_i	: Proporsi dana saham i
X_j	: Proporsi dana saham j
σ_i	: Risiko saham i
σ_j	: Risiko saham j
$\rho_{(i,j)}(\sigma_i)(\sigma_j)$: kovarians saham i dengan saham j

4. Uji Coba dan Analisa

Dalam perancangan aplikasi dengan menggunakan algoritma backpropagation ini, variabel yang digunakan adalah 34 data saham periode mingguan mulai dari tahun 1999 sampai dengan tahun 2006. Jumlah data sebanyak 414, 207 data untuk pelatihan (training) dan 207 data berikutnya untuk menguji keakuratan jaringan yang digunakan untuk mengenali pola masukan.

Pelatihan (training) dilakukan untuk memperkenalkan pola – pola dari data masukan. Data yang digunakan masukan untuk jaringan ini adalah 207 data dari 34 saham dan keluaran (target) yang diberikan adalah nilai return dari masing – masing saham tersebut. Jika nilai return lebih besar atau sama dengan 0 maka target (1) dan jika nilai return kurang dari 0 (negatif) maka target (0). Hasil keluaran jaringan yang diinginkan pada tahap ini adalah mengetahui baik atau tidaknya suatu saham dilihat dari nilai return yang terbagi menjadi 2 pola yaitu baik (1) dan tidak (0). Pola (0) antara 0.001 sampai dengan 0.499 dan pola (1) antara 0.500 sampai dengan 1.000.

Proses training dilakukan dengan menggunakan software MATLAB yang telah menyediakan fungsi – fungsi pelatihan pada aplikasi jaringan saraf tiruan.

Untuk menghasilkan epoch tercepat, nilai – nilai dari jumlah hidden layer dan learning rate diubah – ubah. perubahan dilakukan dengan memberikan nilai tetap pada salah satu item (misalnya jumlah hidden layer dengan nilai tetap kemudian menaikkan learning rate, dan

seterusnya). Hasil pelatihan disusun dalam sebuah tabel sehingga dapat dibandingkan untuk menentukan kondisi epoch tercepat.

Tabel 4.1 Hasil Pelatihan Pada Prediksi Saham

HL LR	1	2	3
0.1	1916	1958	1793
0.2	1966	1847	1786
0.3	1941	1974	1954

Keterangan :

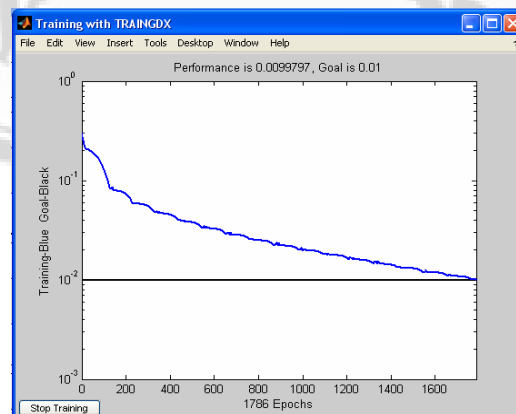
LR : Learning Rate

HL : Hidden Layer

Berdasarkan tabel diatas, pelatihan pola tercepat pada epoch ke 1786 dengan konfigurasi sebagai berikut :

1. Jumlah sel lapisan input : 207
2. Jumlah sel lapisan output : 1
3. Jumlah sel hidden layer : 3
4. Learning rate : 0.2
5. Target error : 0.01
6. Fungsi aktivasi : logsig

Hasil pelatihan mengalami konvergensi tercepat pada epoch ke 1786, adapun grafik pada saat pelatihan jaringan konvergensi adalah sebagai berikut :



Grafik Konvergensi

Berikut adalah tabel hasil pengujian dari data pelatihan sebanyak 207 data saham mulai dari tahun 1999 – 2002 :

Tabel 4.2 Hasil pengujian data yang dilatihkan

No	Nama Saham	Return	Target	Hasil Pelatihan	prediksi sebenarnya
1	ASGR	0.6193	1	0.9996	baik
2	ASII	0.5693	1	1.0000	baik
3	BDMN	-1.1178	0	0.0000	tidak
4	BLTA	0.2099	1	0.9967	baik
5	BMTR	0.7995	1	1.0000	baik
6	BNBR	-1.4102	0	0.0000	tidak
7	BNII	-1.9076	0	0.0000	tidak
8	CFIN	-0.2853	0	0.0280	tidak
9	CTRA	-0.0731	0	0.3780	tidak
10	ELTY	-1.0293	0	0.0922	tidak
11	EPMT	0.8348	1	0.8412	baik
12	GGRM	-0.2519	0	0.0000	tidak
13	INKP	-1.4364	0	0.0000	tidak
14	INTP	-0.804	0	0.0000	tidak
15	ISAT	-0.1362	0	0.0316	tidak
16	JPRS	0.195	1	0.8248	baik
17	KIJA	-0.7331	0	0.0029	tidak
18	KLBF	0.9428	1	0.9676	baik
19	LPBN	-1.4352	0	0.0000	tidak
20	MAMI	-0.7813	0	0.0761	tidak
21	MEDC	0.7368	1	1.0000	baik
22	MLPL	0.1348	1	0.9222	baik
23	MPPA	0.2671	1	0.9331	baik
24	MYOR	-0.1083	0	0.0881	tidak
25	NISP	0.3414	1	0.8215	baik
26	PNBN	0.3998	1	0.7570	baik
27	RMBA	0.5249	1	0.9945	baik
28	SULI	-0.8821	0	0.0000	tidak
29	TINS	-1.3727	0	0.0000	tidak
30	TKIM	-1.3146	0	0.0000	tidak
31	TLKM	0.0375	1	1.0000	baik
32	UNSP	-0.8805	0	0.1190	tidak

33	UNTR	0.8071	1	0.9993	baik
34	UNVR	0.8821	1	1.0000	baik

Tabel di atas menunjukkan hasil pelatihan yang dilatihkan oleh jaringan mencapai hasil 100%. Hal tersebut dikarenakan hasil keluaran yang ditampilkan sesuai dengan target yang telah ditentukan.

Kemudian jaringan diuji dengan 207 data baru dari 34 saham yaitu mulai dari tahun 2003 – 2006 yang belum pernah dilatihkan. Tahap ini berfungsi untuk menguji seberapa besar jaringan mengenali data yang baru. Berikut ini hasil pengujian data baru:

Tabel 4.3 Hasil pengujian data baru

No	Nama Saham	Return	Target	Hasil Pelatihan	prediksi sebenarnya
1	ASGR	0.0965	1	0.9472	baik
2	ASII	0.7867	1	1.0000	baik
3	BDMN	0.755	1	1.0000	baik
4	BLTA	0.9566	1	1.0000	baik
5	BMTR	0.1606	1	0.0008	tidak
6	BNBR	0.3524	1	0.9966	baik
7	BNII	0.7615	1	0.9995	baik
8	CFIN	0.5659	1	1.0000	baik
9	CTRA	1.1117	1	1.0000	baik
10	ELTY	1.1178	1	0.9999	baik
11	EPMT	1.1105	1	1.0000	baik
12	GGRM	0.134	1	1.0000	baik
13	INKP	0.9472	1	1.0000	baik
14	INTP	1.0624	1	1.0000	baik
15	ISAT	0.678	1	1.0000	baik
16	JPRS	1.2186	1	1.0000	baik
17	KIJA	0.5492	1	0.9966	baik
18	KLBF	1.0829	1	1.0000	baik
19	LPBN	0.8851	1	1.0000	baik
20	MAMI	0.6081	1	0.9789	baik
21	MEDC	0.5333	1	1.0000	baik
22	MLPL	-	0	0.2880	tidak
23	MPPA	0.248	1	1.0000	baik
24	MYOR	0.7579	1	1.0000	baik
25	NISP	0.7535	1	1.0000	baik
26	PNBN	0.5817	1	1.0000	baik
27	RMBA	0.4814	1	0.9987	baik

28	SULI	1.7127	1	1.0000	baik
29	TINS	1.1917	1	1.0000	baik
30	TKIM	1.22	1	1.0000	baik
31	TLKM	0.8275	1	1.0000	baik
32	UNSP	1.6814	1	1.0000	baik
33	UNTR	1.5243	1	1.0000	baik
34	UNVR	0.6201	1	1.0000	baik

Dari tabel diatas tampak bahwa 1 data (2.94%) yaitu pada saham BMTR tidak sesuai dengan target. Dari hasil keluaran algoritma backpropagation menghasilkan 32 saham (94.1%) dalam kategori baik dan layak untuk diikutsertakan dalam tahap optimasi dalam membentuk portofolio.

Selanjutnya kita bisa melakukan tahap optimasi dengan menggunakan rumus perhitungan (3.1) sampai (3.6), dengan melihat tingkat keuntungan (return) dan risiko yang dimiliki masing – masing saham yang akan dipilih agar mendapatkan keuntungan yang maksimal dari pembentukan portofolio ini.

Tabel 4.4 Tabel Portofolio

NO	NAMA SAHAM	RETURN(%)	RISIKO(%)	PROPORSI DANA
1	SULI	1.7127	10.4425	-0.0087
2	UNSP	1.6814	7.8046	-0.1243
3	UNTR	1.5243	5.9082	0.9900
4	TKIM	1.2200	7.5304	0.0891
5	JPRS	1.2186	8.2629	0.0540

Setelah dilakukan penyebaran dana dengan modal sebesar Rp. 10.000.000 dan R_f sebesar 50% maka *return* dari pembentukan portofolio diatas adalah sebesar 1.45948 dan risiko sebesar 5.91214.

Dari hasil tabel diatas tampak bahwa ada nilai dari proporsi dana yang bernilai negatif. Hal ini dikarenakan dalam aplikasi ini *short sales* diperkenankan. *Short sales* berarti menjual saham yang tidak dimiliki. Karena *short sales* diperkenankan maka proporsi dana yang diinvestasikan bisa lebih besar dari 100% dan bisa lebih kecil dari 0% (artinya negatif). Ini terjadi karena investor tersebut meminjam saham, dan hasilnya dipergunakan untuk investasi pada saham lain.

Para investor melakukan jual beli portofolio tidak semua dananya adalah modal sendiri. Ada investor yang memakai dana pinjaman untuk diinvestasikan portofolio, disamping itu ada investor yang meminjamkan dananya pada tingkat bunga tertentu terhadap investor lain. Tingkat pengembalian modal yang dipinjam dan dipinjamkan tersebut disebut dengan tingkat bebas risiko (R_f). Dari percobaan yang telah dilakukan, bahwa semakin besar tingkat bebas risiko yang diinginkan maka return portofolio akan semakin besar dan risiko portofolio akan semakin kecil. Berikut tabel perbandingannya :

Tabel 4.5 Tabel Perbandingan Tingkat bebas risiko

Rf (%)	Return Portofolio	Risiko Portofolio
0	3.58447	9.06019
10	1.15376	6.03594
20	1.35429	5.93531
30	1.41398	5.91962
40	1.44265	5.91445
50	1.45948	5.91214

5. Kesimpulan

Setelah aplikasi ini di ujicoba dan dianalisa, penulis dapat menarik kesimpulan bahwa algoritma backpropagation dapat melakukan proses prediksi, akan tetapi baik atau tidaknya nilai yang dihasilkan sangat dipengaruhi oleh penentuan parameter seperti besarnya learning rate dan jumlah neuron pada hidden layer. Untuk menghasilkan konfigurasi parameter yang baik diperlukan waktu cukup lama dalam melakukan eksperimen mencari parameter yang terbaik yang nantinya parameter yang baru tersebut dapat dipakai untuk proses prediksi. Berdasarkan hasil eksperimen untuk aplikasi ini jaringan yang menghasilkan konvergensi dengan epoch tercepat 1786 memiliki parameter yaitu learning rate = 0.2, jumlah hidden layer = 3, dan target error yang digunakan adalah 0.01.

Dari hasil pengujian dengan menggunakan 34 saham dalam proses training terbukti bahwa 100% jaringan mampu mengenali pola masukan yang diberikan sehingga seluruhnya sesuai dengan target. Sedangkan pengujian dengan menggunakan data baru terdapat 1 data (2.94%) yang tidak sesuai dengan target yang diberikan, ini disebabkan karena jaringan

memerlukan data yang lebih banyak lagi untuk mengenali pola yang diberikan. Karena semakin banyak data yang dilatihkan, jaringan akan semakin baik mengenali pola – pola tertentu sehingga hasil prediksinya lebih akurat, namun akan berdampak dengan melambatnya proses pelatihan.

DAFTAR PUSTAKA

1. Abdia, Away Gunaidi. 2006. *The shortcut Of Matlab*. Bandung : Informatika.
2. Egeli, Birgul., Meltem Ozturan, Bertan Badur. *Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks*. Bogazici University, Turkey.
3. Halim, Abdul. 2005. *Analisis investasi*. Jakarta : Salemba Empat.
4. Hasan, Suad. 2001. *Dasar – Dasar Teori Portofolio dan Analisis Sekuritas*. Yogyakarta : Andi.
5. Hermawan, Arief. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan : Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta : Andi.
6. Hui, S.C., M.T Yap., P. Prakash. *A Hybrid Time Lagged Network For Predicting Stock Prices*. School of Applied Science, Nanyang Technological University, Singapore.
7. Lawrence, Ramon. *Using Neural Network to Forecasting Stock Market Prices*. Department of Computer Science University of Manitoba.
8. Mizuno, H., Kosaka, M., Yajima, H. 1998. *Application Of neural Network To Technical Analysis Of Stock Market prediction*. Studies in Informatic and control.
9. Muis, Salahudin. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan Sebagai Alat Bantu Peramalan Harga Saham*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
10. Purnomo, M.H., Agus Kurniawan. 2006. *Supervised Neural Network dan Aplikasinya*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
11. Sugiharto, Aris. 2006. *Pemrograman GUI Dengan Matlab*. Yogyakarta : Andi.
12. <http://www.financerool.com>